

基于图像力场转换的耳廓图像识别¹⁾

朱海华 李雅娟 宋志坚

(复旦大学数字医学研究中心 上海 200032)
(E-mail: zjsong@fudan.edu.cn)

摘要 首先讨论了耳廓识别技术的可行性、可靠性及其特点, 针对耳廓识别特点提出一种基于图像力场转换的耳廓识别方法 (Force-field fisher classifier). 该方法通过力场图像转换提取耳廓图像特征后, 采用 Fisher 线性判别分类识别, 减小了光照变化对耳廓识别的影响. 在我们选取的耳廓图像库上识别率达到了 98.5%.

关键词 耳廓识别, 力场, 力场转换, Fisher 线性判别
中图分类号 TP391

Ear Recognition Based on Image Force Field Transformation

ZHU Hai-Hua LI Ya-Juan SONG Zhi-Jian

(Digital Medical Research Center, Fudan University, Shanghai 200032)

(E-mail: zjsong@fudan.edu.cn)

Abstract Research of ear recognition technology, as well as its application, is a new subject in the field of biometrics. Earlier research has shown that human ear is one of the representative human biometrics with uniqueness and stability. According to these characteristics, this paper introduces a force-field Fisher classifier (FFC) for ear recognition. The FFC method, which is robust to changes in illumination, applies the Fisher linear discriminant analysis to an augmented force-field feature vector derived from the force-field transformation of ear images. The feasibility of the new FFC method has been successfully tested for ear recognition. The novel FFC method even achieves 98.5% recognition accuracy for ear images from selected database.

Key words Ear recognition, force field, force field transform, Fisher linear discriminant analysis

1 引言

基于人体生物特征的身份鉴别技术是当今模式识别和图像处理的研究热点. 人脸识别、指纹识别、虹膜识别等身份鉴别技术在银行、商场, 通讯、电子商务等场所或领域得到了一定的应用. 人的耳廓识别作为一种新的生物识别技术, 其研究与应用前景已引起人们的关注. 医学研究也表明: 人的耳廓在出生 4 个月后, 随身体发育按比例生长, 其形态学特征基本保持不变¹⁾, 而且耳廓图像与人脸图像比较, 具有图像面积小, 色度相对稳定,

1) 上海市科学技术委员会重大攻关项目 (03DZ014015) 资助
Supported by Science & Technology Committee of Shanghai Municipality (03DZ014015)
收稿日期 2005-2-26 收修改稿日期 2006-3-4
Received February 26, 2005; in revised form March 4, 2006

不会受化妆、表情影响等特点. 因此, 耳廓作为一种特有的生物特征体具有可靠性和稳定性的特点, 可用来进行个体身份鉴别.

从国内外对其研究情况来看, 已有一些适合于计算机视觉进行自动耳廓识别的方法, 其中占主流的是主成分分析方法 (PCA)^[2]; 结合 Canny 边缘检测和曲线匹配对耳廓识别的方法^[3,4]; 通过可逆线性变换将图像转换为力场, 并从力场中提取耳廓特征进行身份识别的方法^[5~7] 等等. 其中, 将图像通过可逆线性变换转换为力场, 并提取特征进行识别的方法具有较强的鲁棒性、可靠性和抗噪声性, 被认为具有良好的应用前景. 因此, 本文采用力场转换提取耳廓特征后进行识别.

2 算法原理

众所周知, 耳廓没有如眼角、嘴角等这样明显的特征点, 而通常的面部识别技术通过对面部特征和它们之间的关系来进行识别, 识别技术基于这些唯一的特征时非常复杂, 需要人工智能和机器知识学习系统, 这样的方法并不适合于耳廓识别. 我们采用的可逆线性变换方法, 建立耳廓形状起伏的力场图, 提取基于力场的特征信息后进行分类识别.

2.1 图像到能量场的转换定义

耳廓表面形状的变化形成图像灰度分布的变化, 我们将尺寸为 $M \times N$ 图像看作由 $M \times N$ 个像素点组成的矩阵, 假设每个像素点的灰度值均对图像中其他像素点产生影响, 即对图像其他点处的能量有所贡献, 为图像能量的源; 该像素点灰度值对与之较近的像素点产生的影响大于与之较远的像素点, 即源像素点灰度值的作用随距离值的增加逐渐衰减. 根据上述原理构建数学表达式为

$$E = P/|r| \quad (1)$$

r 为两个相互作用像素点之间的距离, P 为源像素点的灰度值.

每个像素点均为能量源, 那么位于图像矢量位置 r 的像素点将受到其他 $M \times N - 1$ 个像素点灰度值的共同作用, 即 r 之外的任何像素点均对 r 点处的能量有贡献, r 处能量表达为

$$E = \sum_{i=0}^{m*n-1} E_i = \sum_{i=0}^{m*n-1} p_i/|\vec{r}_i - \vec{r}| \quad (2)$$

将该式应用于图像中所有像素点, 获得整个图像的能量值, 或称为图像的能量表面.

2.2 图像到矢量场转换的定义

能量为标量, 没有方向信息, 对于放置于任意位置的单位测试像素点, 无法得到任何力量驱动而自动搜索找到能量表面的局部极值点, 因此, 根据上述图像能量方程, 进一步构建适应计算机视觉自动识别的图像矢量转换模型.

源像素点对与之相距 r 的像素点产生影响, 借鉴分子力学原理, 我们可以直接获得图像作用的力学表达. 将 $M \times N$ 的图像看作由 $M \times N$ 个像素点组成的矩阵, 灰度值为 P 的源像素点对与之相距 r 的另一个像素点产生的作用力, 力学表达式为

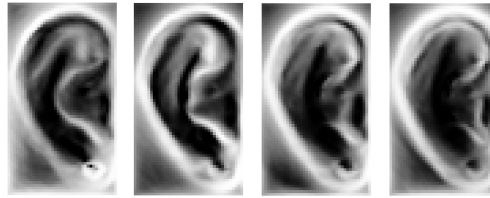
$$\vec{F} = \frac{dE}{dr} = (\vec{r}/|r|) * P/r^2 \quad (3)$$

F 是矢量, 具有大小和方向信息, 图像中全部像素点位置应用 (3) 式进行转换, 形成反应完整图像特性的矢量场. 该矢量具有一定的大小和方向, 此方程逐一应用于图像中所有像素点位置, 即得到整幅图像的矢量力场, 矢量大小经量化归一到灰度后可以得到力场转

换图像^[6], 再把这些图像按像素排列成一个向量, 这就是图像的力场转换特征 $\vec{y}^{(\rho)}$. 图 1 是部分转换以后的耳廓图像.



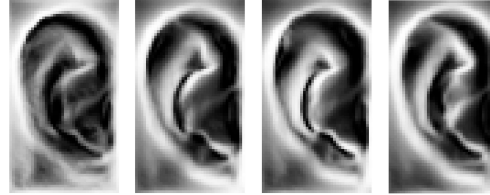
(a) 原始耳廓图像



(b) 图 a 进行 Force Field 图像转换结果



(c) 原始耳廓图像



(d) c 进行 Force Field 图像转换结果

图 1 耳廓图像的进行力场转换量化后的结果

Fig. 1 The result of ear image force field transformation

2.3 图像力场转换的优化

在力场计算中, 需要大量的浮点运算, 对于图像的每个采样点, 需计算该点外所有像素点对它施加的矢量力并计算合力, 计算量十分庞大. 通过傅立叶变换 (FFT) 和反变换, 可以将复杂度由 $O(n^2)$ 降低至 $O(\log_n)$, 从而提高计算速度.

2.4 Fisher 线性判别

Fisher 线性判别 (LDA) 是一种常用的有效的线性降维方法, 它寻找一个线性子空间, 以使得样本在该子空间上投影的类内散布紧密、类间散布分散. 具体算法如下:

定义 $\omega_1\omega_2\cdots\omega_L$ 和 $N_1N_2\cdots N_L$ 分别为 L 个类和每类的样本数, $\vec{M}_1\vec{M}_2\cdots\vec{M}_L$ 和 \vec{M} 分

别为每类类内均值和总体均值. 计算类内散布矩阵 $\sum w$ 和类间散布矩阵 $\sum b$

$$\sum w = \sum_{i=1}^L P(\omega_i) \varepsilon \left\{ (\bar{y}^{(\rho)} - \bar{M}_i)(\bar{y}^{(\rho)} - \bar{M}_i)^t | \omega_i \right\} \quad (4)$$

$$\sum b = \sum_{i=1}^L P(\omega_i) (\bar{M}_i - \bar{M})(\bar{M}_i - \bar{M})^t \quad (5)$$

其中 $P(\omega_i)$ 为先验概率, $\sum w, \sum b \in R^{m \times m}$, $\bar{y}^{(\rho)}$ 为力场转换特征. 构成 LDA 子空间的基 $\psi = \arg \max_w \frac{|W^T \sum b W|}{W^T \sum w W}$ $= [\bar{w}_1 \quad \bar{w}_2 \quad \cdots \quad \bar{w}_m]$ 可由以下广义特征分解问题得到:

$$\sum b w_i = \lambda_i \sum w w_i \quad i = 1, 2, \dots, L-1 \quad (6)$$

2.5 FFC 分类识别

经过 LDA 方法得到特征子空间 ψ 以后对测试样本有如下投影变换:

$$\bar{\gamma}^{(\rho)} = \psi \bar{y}^{(\rho)} \quad (7)$$

设 $\bar{M}_k^0, k = 1, 2, \dots, L$ 为训练样本经过 LDA 投影后的 ω_k 类的均值向量, FFC 是采用最近邻 (到类均值) 判别规则决定新样本的归属于离它最近的注册样本均值的类^[8].

$$\delta(\bar{\gamma}^{(\rho)}, \bar{M}_k^0) = \min_j (\bar{\gamma}^{(\rho)}, \bar{M}_j^0) \rightarrow \bar{\gamma}^{(\rho)} \in \omega_k \quad (8)$$

本文采用如下几种距离尺度方法计算:

$$\delta_{\cos} = \frac{-\bar{X}^t \bar{Y}}{\|\bar{X}\| \|\bar{Y}\|} \quad (9)$$

$$\delta_{l_1} = \sum_i |\bar{X}_i - \bar{Y}_i| \quad (10)$$

$$\delta_{l_2} = (\bar{X} - \bar{Y})^t (\bar{X} - \bar{Y}) \quad (11)$$

$$\delta_{Md} = (\bar{X} - \bar{Y})^t \sum^{-1} (\bar{X} - \bar{Y}) \quad (12)$$

$\|\bullet\|$ 为取模运算, 其中 $\delta_{\cos}, \delta_{l_1}, \delta_{l_2}, \delta_{Md}$ 分别是最大余弦距离, 绝对值距离, 欧氏距离, Mahalanobis 距离. 分别计算距离后, 比较不同距离尺度方法的最终识别结果, 选择效能最好的距离尺度作为最近邻判别依据.

3 系统实现

3.1 图像来源

由于目前没有针对耳廓拍摄的测试数据库, 因此我们采用 CMU (PIE) 人脸数据库中侧面包含耳廓的数据作为测试库. 该人脸库是常见的人脸识别数据库, 其中不同光照条件下拍摄的侧面人脸图像包含耳廓并且具有光照变化, 能够满足我们测试的需求.

3.2 原始图像预处理

分割. 本文采用从图像中手动分割提取耳廓的方法获取耳廓图像, 手动分割过程中保持了所取图像的长宽比为 3:4.

转换灰度. 由于原始图像为 RGB 彩色图像, 由式 (1) 知, 图像能量函数与象素点灰度值成正比, 因此, 须进行 RGB 至灰度值的转换, 转换方程式为

$$P = 0.3L_R + 0.59L_G + 0.11L_B \quad (13)$$

图像大小. 转换后的灰度图像大小不一, 必须再通过线性插值方法归一化大小为 60×80 .

3.3 特征提取和识别

这样经过手动分割, 转换灰度, 图像大小归一化等预处理后得到了耳廓灰度图像, 然后对灰度图像进行力场图像转换提取耳廓特征信息, 提取的耳廓特征向量 $\bar{y}^{(p)}$ 利用 LDA 方法建立的 Fisher 特征子空间, 将样本投影到特征空间后采用最近邻判别给出识别结果. 系统的简要结构如图 2 所示.

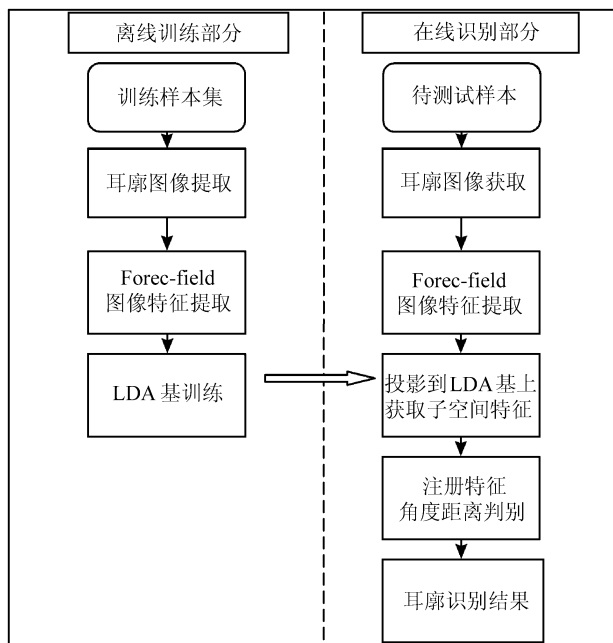


图 2 耳廓识别系统示意图

Fig. 2 The sketch map of the ear recognition system

4 实验结果

选取 CMU 库中的 1104 幅侧面人脸图像 (含耳廓), 不同光照下每人耳廓图像 24 幅, 所有图像都是在同一拍摄角度, 不同时间和不同光照下拍摄进行, 这样保证了图像成像参数的一致性, 又体现的时间差异和光照变化. 这些图像按 3.2 图像预处理步骤获取耳廓图像后, 进行如下实验:

实验 1. 采用 FFC 方法, 取每个人的 10 幅图像作为训练注册样本, 其余 14 幅作为测试样本, 采用前述 4 种距离尺度计算距离, 识别结果如图 3.

在实验中, 我们发现增加特征子空间的维数对于识别率会有所改善, 但同时比对速度相应会变慢, 到了某一个值以后识别率不会再有提高, 因此选择选择合适的特征空间维数, 保证识别的精度和速度.

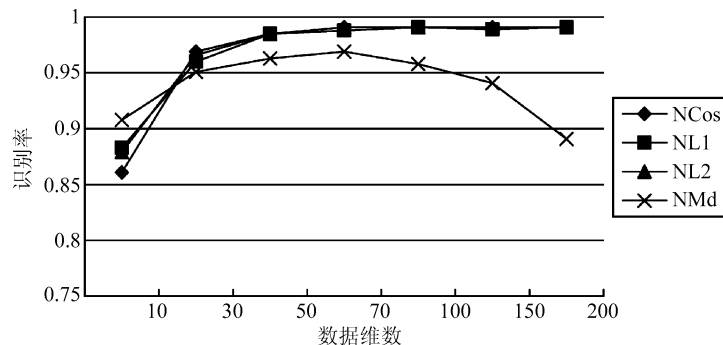


图 3 NCos, NL1, NL2, NMd 分别是采用 $\delta_{\cos}, \delta_{l_1}, \delta_{l_2}, \delta_{Md}$ 距离尺度识别的结果

Fig. 3 NCos, NL1, NL2, NMd is the ear recognition performance using the four different similarities:

$$\delta_{\cos}, \delta_{l_1}, \delta_{l_2}, \delta_{Md}$$

实验 2. 比较经典 PCA 线性判别方法和 FFC 方法的识别准确率, 分别取图像原始耳廓灰度按像素排列成一个向量作为特征和力场转换提取特征向量进行对比, 采用最大余弦 (NCos) 相似尺度计算, 取每个人的 10 幅图像作为训练注册样本, 其余 14 幅作为测试样本, 结果如图 4 所示:

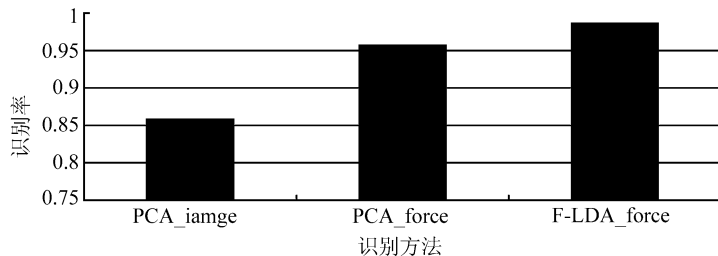


图 4 PCA_image 是原始图像灰度信息采用 PCA 方法的结果, PCA_force, F-LDA_force 是力场转换提取特征分别采用 PCA 和 LDA 方法的结果

Fig. 4 PCA_image is the ear recognition performance of PCA method using image gray value, PCA_force and F-LDA_force are the performance of PCA and FLDA using image force field transformation

5 结论

本文介绍了一种耳廓识别的新方法 FFC: 在力场转换方法提取耳廓特征的基础上, 运用 LDA 线性判别进行识别. 与经典的方法相比可以看出: PCA 方法最大特征向量抓住了该样本集合的主要分布, 虽然考虑了图像之间所有的差异, 但由于它不管这样的差异是由照明、背景导致, 还是属于耳廓的内在差异, 但是采用力场图像转换有效地解决了照明对识别的影响, 因此从识别结果可以看到, PCA_force 和 F-LDA_force 的识别率都高于 PCA_image 的识别结果. 从图表中我们还可以看到使用力场图像转换提取信息作为特征后采用 LDA 线性分析 (F-LDA_force) 也有效的提高了耳廓的识别率, 在采用 FFC 方法时识别率甚至达到了 98.5%.

耳廓识别是生物识别的前沿课题, 在实际应用中需要考虑的因素还很多, 本文仅从减小光照变化对识别影响的角度对耳廓识别进行了一些探讨, 今后工作还需要针对侧面头部

图像中耳廓的自动定位和检测、耳廓图像的遮挡与缺损处理、以及耳廓图像库的构建进行进一步的探讨, 提出相应的解决方案.

综上所述, 耳廓识别是一种展新的生物识别技术, 从耳廓识别的特点和前期的研究工作可以看出耳廓识别是一项较有前景的生物识别技术, 如果能将耳廓识别与其他身份识别有机地结合起来加以利用, 这将是一个有效提高身份鉴别系统效率的手段.

References

- 1 Iannarelli. Ear Identification Network, Forensic Identification Series. Fremont, California: Paramount Publishing Company, 1989
- 2 Victor B, Bowyer K, Sarkar S. An evaluation of face and ear biometrics. In: Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. Quebec City, Canada: Image Procassing and Pattern Recognition Press, 2002. 429~432
- 3 Burge M, Burger W. Biometrics: Personal Identification in Networked Society. MA, USA: Kluwer Academic Publishers Norwell, 1998. 273~286
- 4 Burge M, Burger W. Using ear biometrics for passive identification. In: Proceedings of 14th International Information Security Conference. UK: Kluwer Academic Press, 1998. 1~8
- 5 Ahuja N, Chuang J. H. Shape representation using a generalised potential field model. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, **19**(2): 169~176
- 6 Hurley D J, Nixon M S, Carter J N. Force field energy functionals for image feature extraction. In: Proceedings of 10th British Machine Vision Conference. UK: Image and Vision Computing Press, 1999. 604~613
- 7 Hurley D J, Nixon M S, Carter J N. A new force field transform for ear and face recognition. In: Proceedings of the IEEE 2000 International Conference on Image Procession. USA: IEEE Press, 2000. 25~28
- 8 Liu C J, Wechsler H. Robust coding schemes for indexing and retrieval from large face databases. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, **9**(1): 132~137

朱海华 生物医学工程专业硕士研究生, 研究方向为模式识别和数字图像处理.

(**ZHU Hai-Hua** Master student in bioengineering. His research interests include pattern recognition and digital image processing.)

李亚娟 生物医学工程专业硕士研究生, 研究方向为模式识别和数字图像处理.

(**LI Ya-Juan** Master student in bioengineering. Her research interests include pattern recognition and digital image processing.)

宋志坚 教授(博导), 研究方向为模式识别和数字图像处理.

(**Song Zhi-Jian** Professor. His research interests include pattern recognition and digital image processing.)